

中筋川におけるUAV画像を用いた河道内植生の 樹種判別モデルの構築と樹木管理への応用

CONSTRUCTION OF TREE SPECIES DISCRIMINATION MODEL OF RIVER
VEGETATION USING AERIAL IMAGE OF UAV IN NAKASUJI RIVER
AND ITS APPLICATION TO THE VEGETATION MANAGEMENT

岡田 将治¹・村本 遥²・山崎涼太²・安田 晃昭³

Shoji OKADA, Haruka MURAMOTO, Ryota YAMASAKI and Teruaki YASUDA

¹正会員 博士(工学) 高知工業高等専門学校 准教授 ソーシャルデザイン工学科
(〒783-8508 高知県南国市物部乙200-1)

²学生会員 準学士(工学) 高知工業高等専門学校 専攻科 建設工学専攻 (同上)

³非会員 学士(工学) (株)安田測量 技術推進室 (〒322-0021 栃木県鹿沼市上野町122-1)

We constructed a discrimination model for river vegetation by using "Structure from Motion" of aerial images and machine learning, enabling a simple evaluation of the discharge capacity and efficient vegetation management. By using not only vegetation image data but also vegetation height contour images as training data for the discrimination model, the correct answer rate for discriminating between grasses, willows, and bamboos was improved from about 60% to more than 90%.

Additionally, as a result of two-dimensional flow analysis during flooding in the Nakasuji River, the actual flow condition was reproduced, and the validity of this method was confirmed.

Key Words: River vegetation management, Discharge capacity evaluation, UAV,
Convolution Neural Network, Discrimination model for river vegetation

1. 序論

近年, 2018年7月西日本水害, 2019年10月台風19号による水害等, 毎年のように全国各地で甚大な豪雨水害が発生している。これらを受け, 現在国や都道府県が管理する河川では, 「防災・減災, 国土強靱化のための3か年緊急対策」による流下能力の確保を目的とした樹木伐採や砂州掘削が実施されている。そのため, 今後は再繁茂・再堆積抑制策等, 効率的な河道管理手法について当該河川の特性を十分に把握しながら検討していくことが重要となる。

近年では, 従来の定期横断測量に代わる地形モニタリング手法として, 簡易かつ詳細に地形を得ることができUAV(Unmanned Aerial Vehicle)が多く用いられるようになってきており, 樹木の時空間変化がより詳細に把握できるようになってきた。さらに, グリーンレーザを搭載した陸上・水中レーザドローンによる3次元点群データの取得とそれらを用いた河川管理の高度化・効率化が進められている¹⁾。

UAV空撮画像を活用した河川管理への応用は, 数年前

から活発に進められており, 斎藤らはSfM(Structure from Motion)を用いて流下能力評価に必要な地表面の標高(DEM)や河道内樹木量を簡易に得る手法²⁾, 樹木の繁茂時期や枯れる時期等の複数時期にUAV空撮を行い, 植生繁茂下の地表面の標高(DEM)を推定する手法³⁾を提案しており, それらの技術を中小河川の流下能力評価に適用している⁴⁾。

現況の河道地形や植生高の詳細な計測が可能となれば, 従来の方法に比べ, より詳細な流下能力評価が可能になるが, 樹種によって流れに対する抵抗が異なるため, 対象区間に繁茂する植生の平面分布の把握をさらに効率化させるための必須技術となる。

樹種判別に関する研究は, 一般にUAV空撮画像のRGB情報を機械学習させて植生分類⁵⁾⁶⁾を行っており, 斎藤ら⁷⁾はヤナギを対象として繁茂分布を抽出する手法を提案している。しかし, これらの方法では空撮画像に日光による影が写る場合や色彩が似通った樹種の場合に判別精度が低下する可能性があり, より高い精度で判別を行うためには空撮画像以外の情報の追加が必要となる。百瀬ら⁸⁾や佐藤ら⁹⁾は正規化植生指数や表面高(DSM)の特徴を機械学習の前処理段階で考慮し, 裸地, 水面, 草本

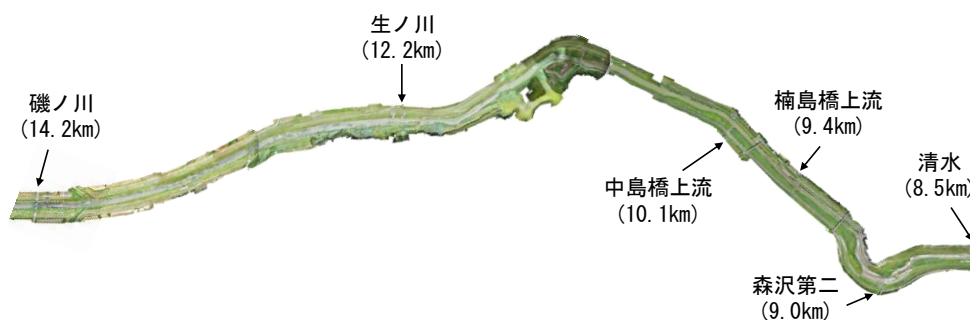


図-1 中筋川の検討対象区間と水位観測地点

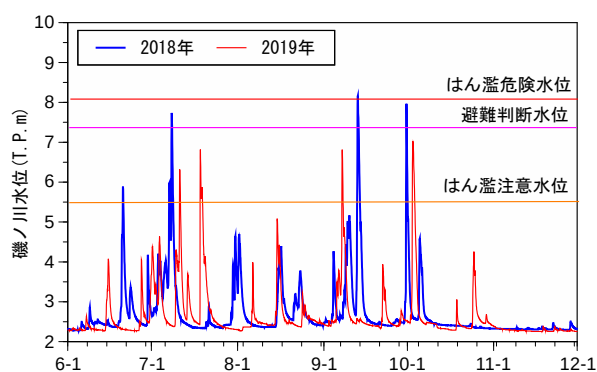


図-2 中筋川磯ノ川地点における2018-2019年出水期の水位変化



図-3 ヤナギ(10.2km右岸)の繁茂状況の定点変化

類、木本類を分類しているが、流れへの影響を考慮するには裸地や水面と植生部の分類に加え、複数の樹種の判別を行う必要がある。

そこで、本研究では図-1に示す四万十川の支川である中筋川(8.5~14.5km区間)を対象として、UAV空撮画像を用いたSfMおよび機械学習による河道内植生の樹種判別モデルを構築し、簡易に流下能力評価を行い、効率的な樹木管理を実施するための基礎技術を提案する。

2. 中筋川における樹木管理の課題

四万十川の一次支川である中筋川は高知県四万十市を流れている。河床勾配は1/8000と非常に緩やかであり、本川の背水の影響を受けやすいという河道特性を有している。また、中筋川では河道内の樹木繁茂が顕著であるとともに、2018年度には避難判断水位を超過する出水が複数回起こる(図-2)等、出水頻度が多く、今後も気候変動等の影響により同規模以上の出水頻度の増加が想定される。

近々には横瀬川ダムも完成し、流域全体としての治水対策が進められてきているものの、河道内においては樹木伐採を実施しても図-3に示すように4-5年程度で再繁茂し、流下能力の時空間変化の把握が管理上の課題となっている。そこで、中筋川を管理する国土交通省中村河川国道事務所では、戦略的に樹木管理を行っていくために、効率的な再繁茂抑制対策として、①従来の樹木伐採、②除草機による幼木伐採、③ブルドーザーによる踏

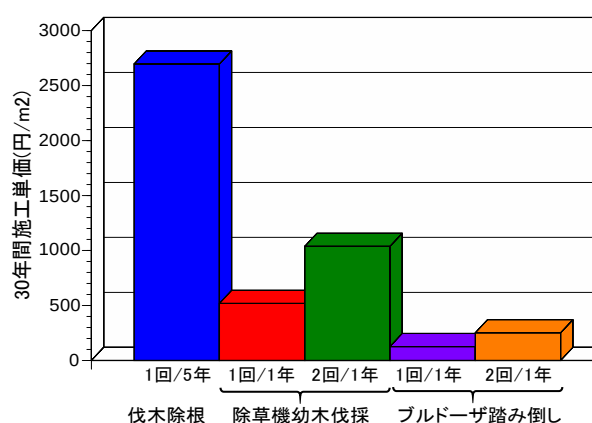


図-4 従来の伐採方法と除草機、ブルドーザーによる処理方法の30年間施工単価の比較
(出典：国土交通省中村河川国道事務所資料)

み倒しの3種類の方法について試験施工を行い、再繁茂抑制効果と伐採に要するコスト比較を行っている。

その結果、図-4に示すように従来から実施している伐木除根工と比較して、除草機による幼木伐採、重機による踏み倒しともにコスト低減が可能ことが確認された。今後、実用化していくために、重機を使用できる河川区間が制限されることや樹木の繁茂状況によって適用できる工法が制限される制約条件下において、各区間において流下能力がどの時期にどの程度低下し、どの程度の伐採が必要か等の定量的な評価手法と、伐採後から再繁茂までの期間においてコストを最小化できる手法の検討が喫緊の課題となっている。

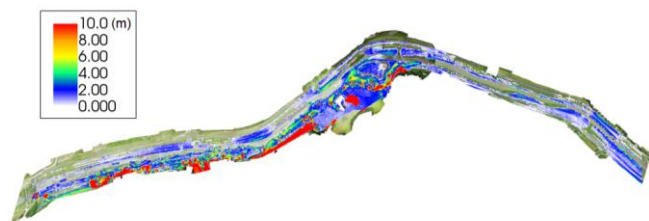


図-5 植生高コンター(2018年6月)

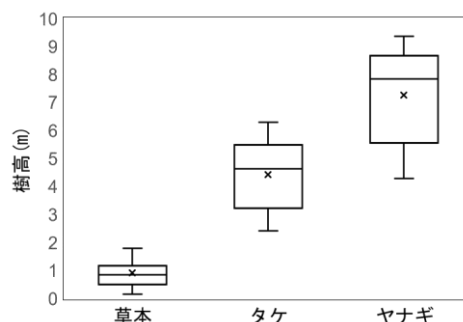


図-6 樹種と植生高の関係(中筋川11~13km, 2018年6月)



図-7 植生高の変動量(2018年6月から2018年10月まで)

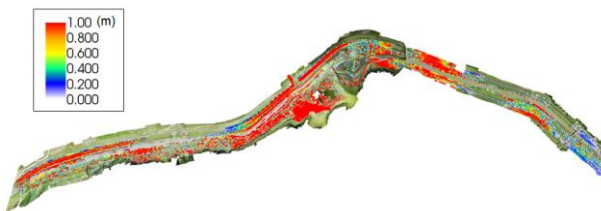


図-8 植生高の変動量(2018年6月から2019年5月まで)

3. UAV画像を用いた機械学習による河道内植生の自動判別の構築

(1) 現地調査

本研究では、中筋川でも樹木繁茂が顕著な8.5km～15.5km区間を対象区間とした。UAV(DJI社製：Mavic2PRO)を用いて上空70mからの空撮を2018年6月および10月、2019年5月の計3回実施し、得られた垂直画像と画像内に設置した標定点座標よりSfM処理ソフト(Pix4Dmapper)を用いて植生の表面高(DSM)を出力した。

その後、2018年2月に実施された中筋川定期横断測量結果を内挿補完したものを植生が全くない地盤高(DEM)と仮定し、DSMから差し引くことによって2018年6月時点の河道地形と図-5に示す植生高の平面分布を得た。

(2) 機械学習による樹種判別法

中筋川に繁茂する植生は、主にヨシ・オギ等の草本とヤナギ、タケの3種類である。特に、タケの繁茂域は広くはないものの、密生度が他に比べて一般に10倍程度大きく、流れに対する抵抗が大きいことから、密生度の異なるこれらの樹種を自動的に判別できれば、流下能力評価の簡略化が期待できる。

本研究では、従来の植生画像のRGBのみを用いる手法に対し、判別精度・汎用性を高めるために、新たな特徴量として各植生の高さに着目し、図-5に示した植生高コンター画像をRGBデータとして追加し、合計6種類のデータを学習させることとした。また、判別を行う範囲を草本、タケおよびヤナギが混在する10km～13km区間とした。植生高を追加情報とした理由は2つあり、1点目

は伐採時に空撮することにより地盤高の計測を行うことができ、さらに繁茂が進行する過程のDSMから植生高の経時変化を容易に取得できる点である。

2点目は判別を行う樹種の高さの範囲が異なる点である。図-5に示した2018年6月の植生高と現地調査時の写真から目視で判別した樹種との関係を図-6に示す。各樹種に対して30地点を無作為に抽出して植生高を調べた結果、草本は2m程度以下、タケは3m～7m程度、ヤナギは5m～9m程度付近の樹高のことが多いことが判明した。したがって、対象としている3種類の植生高がオーバーラップするのがタケとヤナギと想定され、植生高情報を学習に加えることにより判別精度の向上が期待できる。

図-7および図-8にそれぞれ2018年6月を基準として、4か月後の2018年10月と11か月後の2019年5月の植生高の変動量を示す。図-7の4か月後でも洪水期である夏季であれば1m程度増加が確認される区間が点在し、図-8の約1年後には1m程度増加する範囲が広く確認できる。

本研究では植生高コンターの画像を植生画像と同様にRGBとして学習させ、植生画像のみ学習させた場合をCase1とし、植生画像と植生高コンター画像の両方を学習させた場合をCase2、Case3とした。また、樹木は一般的に季節によって葉色が変わることが想定されたため、2018年6月(Case2)と2018年10月(Case3)の2つの季節の画像で学習させ、撮影時期の違いと判別精度を比較することにより、最適な樹種判別の時期について検討した。

各モデルの学習画像の組み合わせを表-1に示す。本研究の学習環境および主な学習条件を表-2に示す。学習には画像分類の代表的なモデルである畳み込みニューラルネットワークを使用した。学習させる画像を50ピクセル四方(実スケール約2m四方)に分割して、3種類の樹種毎

表-1 各モデルの学習画像の組み合わせ

	学習画像			
	植生画像 (6月)	植生画像(10月)	植生高 コンター 画像(6月)	植生高 コンター 画像(10月)
Case1	○			
Case2	○		○	
Case3		○		○

表-2 学習環境及び学習条件

パラメータ	設定内容
開発言語	Python (Anaconda)
ライブラリ	Keras, TensorFlow
バッチサイズ	64
エポック	100
最適化	Adam

表-3 Case1 : 判別結果

		実際の樹種		
		草本	ヤナギ	タケ
予測樹種	草本	56	15	17
	ヤナギ	33	69	44
	タケ	1	6	29

表-4 Case2 : 判別結果

		実際の樹種		
		草本	ヤナギ	タケ
予測樹種	草本	90	0	1
	ヤナギ	0	90	17
	タケ	0	0	72

表-5 Case3 : 判別結果

		実際の樹種		
		草本	ヤナギ	タケ
予測樹種	草本	84	0	0
	ヤナギ	0	90	1
	タケ	6	0	89

に840枚用意し、全画像のうち80%を訓練データ、20%をテストデータとした。影の影響が確認された画像についても事前に選別せず、学習画像に使用した。また、ドロップアウトを各層25%に設定した。

(3) 樹種判別モデルの精度評価と植生分布

学習後、各モデルを用いて未知の画像(90×3=270枚)に対し実際に樹種判別を行った。各モデルの判別結果をそれぞれ表-3、表-4および表-5に示す。

従来のRGB画像のみを用いたCase1(表-3)では、正解率は57.04%(127/270)となり、特にタケの画像を正しく判別することができていない結果となった。この原因として、影のある画像や図-9に示すような色彩の似た画像を誤って判別している例が確認された。

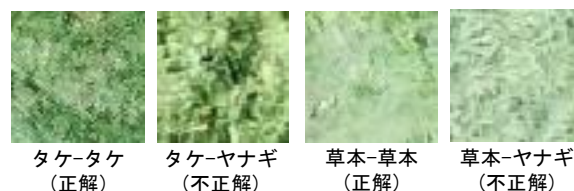


図-9 Case1による判別結果 (実際の樹種-予測結果)



図-10 Case2により不正解が正解に改善された画像

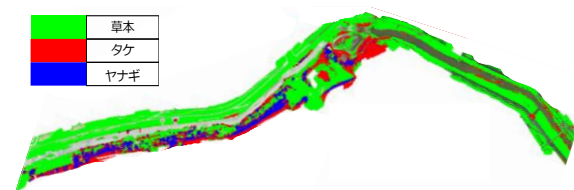


図-11 6月と10月に同地点で撮影されたヤナギ画像

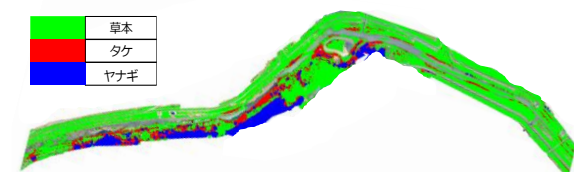


図-12 Case2で判別された2018年6月における植生分布 (中筋川下流から10km~13km付近)

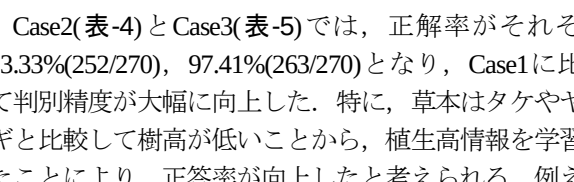


図-13 Case3で判別された2018年10月における植生分布 (中筋川下流から10km~13km付近)

Case2(表-4)とCase3(表-5)では、正解率がそれぞれ93.33%(252/270), 97.41%(263/270)となり、Case1に比べて判別精度が大幅に向上した。特に、草本はタケやヤナギと比較して樹高が低いことから、植生高情報を学習したことにより、正答率が向上したと考えられる。例えば、図-10の植生画像は実際にはタケであるが、画像のみでは草本と判別されており、植生高コンター画像を学習させたCase2によりタケと正しく判別された。

また、表-3と表-4の比較から10月(秋)モデルの方が6月(春)モデルよりも正解率が高くなった。これは、6月の画像ではタケとヤナギの色彩がどちらも緑色で似通っていたのに対して、10月の画像ではタケは深い緑色、ヤナギは図-11に示すように黄色に変色したことがタケの正解率を向上させた要因と考えられる。

このことから、中筋川で樹種判別を1年毎に実施する場合には、秋季の10月頃、すなわち出水期終わり頃にUAVで空撮を行えば高い精度を得られることが明らかとなった。もちろん、出水期前の春季に実施しても9割以上の精度で判別は可能であるため、年に2回、2種類の判別モデルを用いて樹木の繁茂速度が高まる出水期(夏

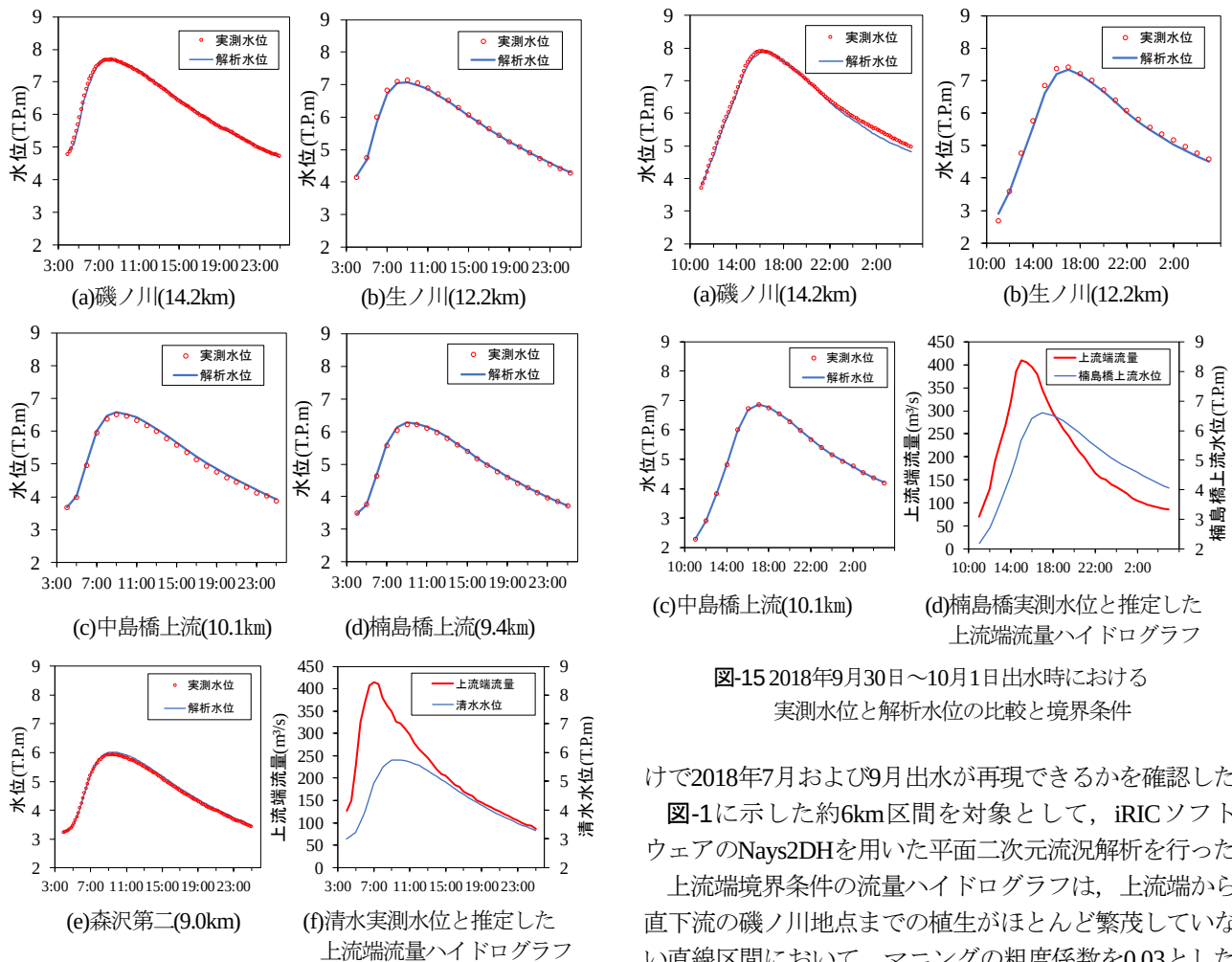


図-14 2018年7月8-9日出水時における
実測水位と解析水位の比較と境界条件

季)前後の植生分布と増加量を確認することが望ましいといえる。

図-12、図-13にそれぞれCase2、Case3で判別した2018年6月と10月の植生分布を示す。どちらのモデルも実際に目視で確認した繁茂分布を概ね判別する結果となったが、6月モデル(Case2)の分布図ではヤナギの植生部をタケと判別した箇所がいくつか確認され、タケの植生部が実際より多くなる結果となった。一方で、10月モデル(Case3)の分布図では、6月モデルと比較して植生部をより正確に判別することができており、ヤナギとタケの植生部においてもほぼ判別できていることを確認した。

4. 中筋川の2018年6月および10月時点における流下能力評価

つぎに、3章で示した河道内樹木量の評価と樹種判別結果を用いて中筋川の流下能力評価が可能であるかを確認した。ここでは、2018年6月および10月に取得した河川地形と植生高(図-5と図-7)、3章で構築した樹種判別モデルで得られた草本、ヤナギおよびタケの繁茂分布(図-12、図-13)に対して、各樹種に同一の密生度を与えるだ

図-15 2018年9月30日～10月1日出水時における
実測水位と解析水位の比較と境界条件

けで2018年7月および9月出水が再現できるかを確認した。

図-1に示した約6km区間を対象として、iRICソフトウェアのNays2DHを用いた平面二次元流況解析を行った。

上流端境界条件の流量ハイドログラフは、上流端から直下流の磯ノ川地点までの植生がほとんど繁茂していない直線区間において、マンニングの粗度係数を0.03とした場合に磯ノ川地点の水位ハイドログラフを再現できるものを逆算し、下流端条件は清水樋門(8.5km)の実測水位を与えた。河道内樹木のモデル化にあたっては、前野ら¹⁰⁾の研究成果を参考に、植生による抵抗 C_D を1.0とし、樹木密生度 λ をそれぞれ 0.286m^{-1} (タケ)、 $0.013\sim 0.05\text{m}^{-1}$ (ヤナギ高木)、 $0.031\sim 0.04\text{m}^{-1}$ (草本類)として複数の条件で解析を行い、各地点の実測水位ハイドログラフを再現できる組み合わせを調べた。なお、ここでは中筋川は上流からの土砂供給が多くないこと、河床勾配が緩く、中規模出水であったことから河床変動は考慮していない。

2018年7月8日から9日に発生した出水に対して、密生度を 0.286m^{-1} (タケ)、 0.05m^{-1} (ヤナギ高木)、 0.04m^{-1} (草本類)とした場合の各地点の実測水位と解析水位の比較を図-14に示す。各地点において、実測水位と解析水位のハイドログラフは同様の傾向を示しており、ピーク流量は $415\text{m}^3/\text{s}$ であった。

つぎに、得られた密生度、樹木の繁茂量が増加した2018年10月の地形を用いて、直近のピーク流量はほぼ同じの9月30日～10月1日出水について流況解析を行った。なお、森沢第二地点(9.0km)と清水地点(8.5km)の水位が欠測であったため、下流端を楠島橋に設定している。その結果、9月出水についても各地点の流況を再現できていることから与えた密生度の妥当性を確認できた(図-15)。

5. 結論

本研究では、樹木管理が課題となっている四万十川支川中筋川において、UAVの空撮画像を用いた新しい河道内の樹種判別モデルを構築し、流下能力評価への有効性について検証した。得られた成果を以下にまとめる。

- 1) UAV空撮画像のSfMによって得られた表面高(DSM)と定期横断測量結果を補完した河道地形を用いて、植生高を簡易に把握する手法により、2018年6月から同年10月まで、さらに2019年5月までの期間の河道内植生高の変化量を得た。
- 2) 機械学習(CNN：畳込みニューラルネットワーク)を用いて、樹種判別モデルの学習データに従来の植生画像のRGBデータだけでなく、植生高コンター画像のRGBデータを追加することにより、草本、ヤナギ、タケを判別する正答率を6割程度から9割以上に向上させることができた。
- 3) 春と秋に空撮した2種類画像を用いて構築した樹種判別モデルを比較した結果、秋にヤナギの葉色が変わることから秋モデルの判別精度が向上することを示した。
- 4) 1)で得られた河道地形と植生高分布、2)で構築した樹種判別モデルで判別した植生分布を用いて、平面二次元流況解析による2018年7月出水時の流況を再現できる草本、タケおよびヤナギの密生度を調べた結果、それぞれ 0.04m^{-1} 、 0.286m^{-1} 、 0.05m^{-1} が得られ、同年9月末出水においても同様の結果を得た。

以上の成果より、UAV空撮画像からSfMにより3次元の点群データが得られるようになって以降、それらのデータに基づいて流下能力評価を行う際に課題となっていた植生分布の把握と洪水流況を再現できる各植生の密生度を決定することができた。この手法により、空撮を実施した時点における流下能力評価の時間と労力を大幅に軽減することが可能になる。ただし、本論文では河道全体で大規模な樹木伐採直後から1年程度経過した繁茂状態の検討結果であるため、今後も引き続き同様な現地調査および流況解析を行い、本手法の妥当性及適用範囲について明らかにする予定である。

謝辞：本研究の実施にあたり、国土交通省中村河川国道事務所には資料提供や現地調査の実施に際してご協力いただいた。また、国土交通省河川砂防技術研究開発公募

地域課題分野(河川)(テーマ名：四万十川支川中筋川における効率的な河道内樹木管理技術の構築、代表者：岡田将治)の助成を受けて実施した。記して謝意を表する。

参考文献

- 1) 間野耕司, 堺浩一, 森田真一：陸上・水中レーザドローンの現場実装と今後の活用, 日本河川協会, 雑誌河川, No.884, pp.12-16, 2020.
- 2) 齋藤正徳, 湧田雄基：UAV写真測量における簡易な河川地形把握手法を活用した河道管理の検討, 河川技術論文集, 第23巻, pp.179-184, 2017.
- 3) 齋藤正徳, 市川健：UAV写真測量における多時期データを用いた河道管理手法の検討, 河川技術論文集, 第24巻, pp.257-262, 2018.
- 4) 齋藤正徳, 市川健：中小河川を対象としたUAV写真測量を用いた流下能力評価手法に関する研究, 河川技術論文集, 第25巻, pp.169-174, 2019.
- 5) 鈴木太郎, 土屋武司, 鈴木真二, 山場淳史：小型UAVによる空撮画像からのスーパーピクセル分割と機械学習を用いた植生分類手法の構築, 日本リモートセンシング学会誌, 36, pp.59-71, 2016.
- 6) Franklin, S.E., Ahmed, O.S., and Williams, G.: Northern Conifer Forest Species Classification Using Multispectral Data Acquired from an Unmanned Aerial Vehicle, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 83(7), pp.501-507, 2017.
- 7) 齋藤正徳, 湧田雄基, 市川健, 天谷香織, 那須野新, 大石哲也, 池内幸司, 石川雄章：UAV及び深層学習を用いた植生の自動判別による河道維持管理手法の開発, 土木学会論文集B1(水工学)Vol.74, No.4, I_829-I_834, 2018.
- 8) 百瀬文人, 宮本仁志, 岩見収二, 永矢貴之：ウェーブレット変換と機械学習を用いたUAV河川空撮画像の地被分類手法の検討, 土木学会論文集B1(水工学)Vol.74, No.5, pp.I_607-I_612, 2018.
- 9) 佐藤拓也, 岩見収二, 百瀬文人, 宮本仁志：衛星画像とUAV空撮画像を併用した機械学習による河川地被分類手法の検討, 土木学会河川技術論文集, 第25巻, pp.199-204, 2019.
- 10) 前野詩朗, 渡辺敏：簡易に得られる植物特性値を考慮した水理解析モデルの精度向上の提案, 土木学会論文集, No.803, II-73, pp.91-104, 2005.

(2020. 4. 2受付)